

密级: \_\_\_\_\_



**中国科学院大学**  
University of Chinese Academy of Sciences

# 博士学位论文

基于深度学习的医学图像内容理解关键技术研究

作者姓名: \_\_\_\_\_ 陶攀

指导教师: \_\_\_\_\_ 付忠良 研究员

\_\_\_\_\_  
中国科学院成都计算机应用研究所

学位类别: \_\_\_\_\_ 工学博士

学科专业: \_\_\_\_\_ 计算机软件与理论

培养单位: \_\_\_\_\_ 中国科学院成都计算机应用研究所

2017 年 12 月



# Research on Key Technologies in Medical Image Processing

## Based on Deep Learning

by  
Pan Tao

A thesis submitted to  
The University of Chinese Academy of Sciences  
in partial fulfillment of the requirements  
for the degree of  
PhD of Computer Software and Theory

Chengdu Institute of Computer Applications  
Chinese Academy of Sciences

December, 2017



## 学位论文独创性声明

本人郑重声明：我所呈交的学位论文是本人在导师指导下进行的研究工作及所取得的研究成果。尽我所知，除了文中已经标注引用的内容外，本论文中不含其他个人或集体已经发表或撰写过的研究成果。对本文的研究做出贡献的个人和集体，均已在文中作了明确的说明或致谢。本人知道本声明的法律结果由自己承担。

作者签名：\_\_\_\_\_ 日期：\_\_\_\_\_

## 关于学位论文使用授权的说明

本人完全了解中国科学院成都计算机应用研究所有关保留、使用学位论文的规定，即：中国科学院成都计算机应用研究所有权保留送交论文的复印件，允许论文被查阅和借阅；可以公布论文的全部或部分内容，可以采用影印、缩印或其他复制手段保存论文。

（保密的论文在解密后应遵守此规定）

作者签名：\_\_\_\_\_ 导师签名：\_\_\_\_\_ 日期：\_\_\_\_\_



## 摘 要

关键词： 中国科学院大学，学位论文， $\text{\LaTeX}$  模板





## Abstract

This paper is a help documentation for the  $\text{\LaTeX}$  class ucasthesis, which is a thesis template for the University of Chinese Academy of Sciences. The main content is about how to use the ucasthesis, as well as how to write thesis efficiently by using  $\text{\LaTeX}$ .

**Keywords:** University of Chinese Academy of Sciences (UCAS), Thesis,  $\text{\LaTeX}$  Template



# 目 录

摘 要 .....	vii
Abstract .....	ix
目 录 .....	xi
图形列表 .....	xiii
表格列表 .....	xv
符号列表 .....	xvii
<b>第一章 绪论 .....</b>	<b>1</b>
1.1 研究背景及现实意义 .....	1
1.2 国内外研究现状及难点 .....	6
1.3 全文结构及创新点 .....	7
1.4 本章小结 .....	7
<b>第二章 医学影像与深度学习相关知识 .....</b>	<b>9</b>
2.1 医学影像 .....	9
2.2 人工神经网络 .....	9
2.3 卷积神经网络 .....	9
2.4 深度卷积神经网络 .....	9
2.5 本章小结 .....	9
<b>第三章 超声心动图切面的识别方法 .....</b>	<b>11</b>
3.1 引言 .....	11
3.2 卷积神经网络 .....	11
3.3 Deep-Echo 模型 .....	11
3.4 实验结果和分析 .....	11
3.5 本章小结 .....	11

<b>第四章 空间金字塔分解的深度可视化方法 .....</b>	<b>13</b>
4.1 引言 .....	13
4.2 梯度更新的可视化方法 .....	13
4.3 空间金字塔分解 .....	13
4.4 实验结果分析和讨论 .....	13
4.5 本章小结 .....	13
<b>第五章 医学计算机辅助检测方法 .....</b>	<b>15</b>
5.1 引言 .....	15
5.2 区域卷积神经网络概览 .....	15
5.3 候选区域生成网络及其改进 .....	15
5.4 实验结果分析和讨论 .....	15
5.5 本章小结 .....	15
<b>第六章 医学图像的分割方法 .....</b>	<b>17</b>
6.1 引言 .....	17
6.2 初始位置定位和特征点标注 .....	17
6.3 AAM 模型和 CLM 模型 .....	17
6.4 结合卷积网络特征的形状对齐模型 .....	17
6.5 实验结果分析和讨论 .....	17
6.6 本章小结 .....	17
<b>第七章 总结与展望 .....</b>	<b>19</b>
<b>参考文献 .....</b>	<b>21</b>
<b>攻读学位期间发表的学术论文与科研成果 .....</b>	<b>23</b>
<b>致 谢 .....</b>	<b>27</b>

## 图形列表



表格列表





## 符号列表

### Characters

Symbol	Description	Unit
$R$	the gas constant	$\text{m}^2 \cdot \text{s}^{-2} \cdot \text{K}^{-1}$
$C_v$	specific heat capacity at constant volume	$\text{m}^2 \cdot \text{s}^{-2} \cdot \text{K}^{-1}$
$C_p$	specific heat capacity at constant pressure	$\text{m}^2 \cdot \text{s}^{-2} \cdot \text{K}^{-1}$
$E$	specific total energy	$\text{m}^2 \cdot \text{s}^{-2}$
$e$	specific internal energy	$\text{m}^2 \cdot \text{s}^{-2}$
$h_T$	specific total enthalpy	$\text{m}^2 \cdot \text{s}^{-2}$
$h$	specific enthalpy	$\text{m}^2 \cdot \text{s}^{-2}$
$k$	thermal conductivity	$\text{kg} \cdot \text{m} \cdot \text{s}^{-3} \cdot \text{K}^{-1}$
$T$	temperature	K
$t$	time	s
$p$	thermodynamic pressure	$\text{kg} \cdot \text{m}^{-1} \cdot \text{s}^{-2}$
$\hat{p}$	hydrostatic pressure	$\text{kg} \cdot \text{m}^{-1} \cdot \text{s}^{-2}$
$\mathbf{f}_b$	body force	$\text{kg} \cdot \text{m}^{-2} \cdot \text{s}^{-2}$
$S$	boundary surface	$\text{m}^2$
$V$	volume	$\text{m}^3$
$\mathbf{V}$	velocity vector	$\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$
$u$	x component of velocity	$\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$
$v$	y component of velocity	$\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$
$w$	z component of velocity	$\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$
$c$	speed of sound	$\text{m} \cdot \text{s}^{-1}$
$\mathbf{r}$	position vector	m
$\mathbf{n}$	unit normal vector	1
$\hat{\mathbf{t}}$	unit tangent vector	1
$\tilde{\mathbf{t}}$	unit bitangent vector	1
$C_R$	coefficient of restitution	1
$Re$	Reynolds number	1
$Pr$	Prandtl number	1

$Ma$	Mach number	1
$\alpha$	thermal diffusivity	$\text{m}^2 \cdot \text{s}^{-1}$
$\mu$	dynamic viscosity	$\text{kg} \cdot \text{m}^{-1} \cdot \text{s}^{-1}$
$\nu$	kinematic viscosity	$\text{m}^2 \cdot \text{s}^{-1}$
$\gamma$	heat capacity ratio	1
$\rho$	density	$\text{kg} \cdot \text{m}^{-3}$
$\sigma_{ij}$	stress tensor	$\text{kg} \cdot \text{m}^{-1} \cdot \text{s}^{-2}$
$S_{ij}$	deviatoric stress tensor	$\text{kg} \cdot \text{m}^{-1} \cdot \text{s}^{-2}$
$\tau_{ij}$	viscous stress tensor	$\text{kg} \cdot \text{m}^{-1} \cdot \text{s}^{-2}$
$\delta_{ij}$	Kronecker tensor	1
$I_{ij}$	identity tensor	1

## Operators

Symbol	Description
$\Delta$	difference
$\nabla$	gradient operator
$\delta^\pm$	upwind-biased interpolation scheme

## Abbreviations

Acronym	Description
ANFO	Ammonium Nitrate Fuel Oil
CFD	Computational Fluid Dynamics
CFL	Courant-Friedrichs-Lewy
CJ	Chapman-Jouguet
EOS	Equation of State
JWL	Jones-Wilkins-Lee
TVD	Total Variation Diminishing
WENO	Weighted Essentially Non-oscillatory
ZND	Zel'dovich-von Neumann-Doering

# 第一章 绪论

## 1.1 研究背景及现实意义

### 1.1.1 医学图像内容理解的研究背景

医学影像技术已经彻底变革了医疗卫生系统，成熟的成像模式不断完善，新技术不断涌现。诊断成像使医生能够更早地发现疾病并改善患者预后结果，介入或术中成像有助于消除和治愈许多检测到的疾病。但世界医疗卫生系统每天都会损失巨大的资源和时间，错误诊断花费了不必要的额外检查，导致治疗计划的延迟，并且减少了如果早期被正确地发现和发现的情况下将会发生的事情的生存或缓解率。机器学习已被用于医学成像，并将在未来产生更大的影响。从事医学成像的人员必须了解机器学习如何工作。机器学习为医疗行业提供了许多机会，一些医疗保健和技术创新者正在通过实验人工智能（AI）和机器学习来协作并试图改变我们目前的现实。计算机及其运行的算法可以比人类科学家或医学专业人员更快，更准确地提取大量数据，挖掘模式和预测，加强疾病诊断，提供治疗计划，加强公共健康和安全。

从肝脏疾病到癌症，甚至精神病和精神分裂症，AI 算法正在改变疾病诊断。机器现在正在学习如何读取 CT 扫描和其他影像诊断测试来识别异常。虽然有人预测放射科医生的结局，但是也有人认为 AI 是放射科医生的助手。图像中解剖结构的准确分类和定位是全自动的基于图像的胎盘异常诊断的前兆。对于通常在临床筛查和风险评估诊所获得的胎盘超声图像，这些结构可能具有相当模糊的界限和低对比度，并且即使对于有经验的临床医生来说，图像级解释也是具有挑战性和耗时的任务。机器学习是识别可应用于医学图像的图案的技术。虽然这是一个强大的工具，可以帮助提供医疗诊断，但可能会被误用。机器学习通常始于机器学习算法系统，该系统计算被认为在进行感兴趣的预测或诊断中是重要的图像特征。然后，机器学习算法系统识别这些图像特征的最佳组合，以对图像进行分类或计算给定图像区域的一些度量。有几种方法可以使用，每种方法都有不同的优缺点。大多数这些机器学习方法都有开源版本，使得它们易于尝试应用于图像。测量算法性能的几个指标存在；但是，必须意识到可能导致误导性指标的可能的相关缺陷。最近，深度学习已经开始被使用。这种方法具有不需要图像特征识别和计算作为第一步的优点；相反，功能被识别为学习过程的一部分。

### 1.1.2 课题研究意义

过去几年,人工智能(AI)已经吸引了医生的想象力和注意力,人工智能(也称为深度学习,机器学习或人工神经网络)将如何帮助临床医生的第一个具体例子现在正在商业化。机器学习软件将作为一个非常有经验的临床助理,提升医生使工作流程更有效率。这些系统可能会为临床医生的工作方式带来范例转变,努力显着提高工作流程效率,同时提高护理和患者的吞吐量。今天,医生和临床医生面临的最大问题之一就是过多的病人信息过多。电子数据的快速积累归功于电子医疗记录(EMR)的出现以及捕获了以前没有记录的或者至少不容易被数据挖掘的关于病人的各种数据。这包括成像数据,检查和程序报告,实验室值,病理报告,波形,从植入式电生理设备自动下载的数据,从成像和诊断系统本身传输的数据,以及EMR中输入的信息,入院,出院和转移(ADT),医院信息系统(HIS)和计费软件。在接下来的几年里,使用双向病人门户网站将会有更多的数据爆发,病人可以将他们自己的数据和图像上传到他们的EMR中。这将包括与他们的手机拍摄的伤口部位愈合的图像,以减少需要现场后续办公室访问。它还将包括药物依从性跟踪,血压和体重日志,血糖,抗凝剂INR和其他家庭监测测试结果,以及来自应用程序,可穿戴设备和不断发展的物联网(IoT)的活动跟踪,以帮助保持患者健康。医生们把所有这些数据都比作饮用水,因为它是压倒性的。许多人认为通过大量数据来挑选临床相关或可操作性是非常困难或不可能的。事情很容易通过裂缝掉下来,或者由于病人随访而丢失。如果增加诸如增加患者数量,降低报销额,捆绑支付以及从服务费转换为按价值计费的报销系统等因素,这个问题就更加复杂化了。这是人工智能在未来几年将发挥关键作用的地方。人工智能不会诊断患者,也不会取代医生-这将增加他们找到需要照顾患者的关键数据的能力,并以简洁易懂的格式呈现患者。当放射科医师调用胸部计算机断层扫描(CT)扫描来阅读时,AI将检查图像并立即从图像中识别潜在的发现,并且还通过梳理与所扫描的特定解剖结构相关的患者历史。如果考试顺序是胸痛,那么AI系统会调用:所有相关的数据和事先检查特定于以前的心脏病史;有关COPD,心力衰竭,冠心病和抗凝血药物的药物信息;先前的胸部影像检查可以帮助诊断;此前报告的成像;事先胸外或心脏手术;最近的实验结果;和任何与从胸部采集的标本相关的病理报告。以前报道的患者病史或可能与胸痛潜在原因相关的EMR也将由AI收集,并简要显示与全部信息(例如主动脉瘤,高血压,冠状动脉阻塞史,吸烟史,既往肺栓塞,癌症,植入装置或深静脉血栓形成)。否则这些信息将会花费太长的时间来收集,或者医生不能知道其存在,所以他们不会花时间去寻找它。观看视频“医学影像诊断中的人工智能示例”。这展示了AI如何评估主动脉夹层CT图像的一个例子。

观看视频“人工智能的发展援助放射学”,马萨诸塞州综合医院临床数据科学中心主任马克·米歇尔斯基博士的采访,解释人工智能的基础放射学。在二月的

2017 年健康信息和管理系统协会（HIMSS）年度会议上，几家供应商展示了这种类型的 AI 如何工作的一些具体例子。IBM / Merge，飞利浦，爱克发和西门子已经开始将 AI 集成到他们的医疗成像软件系统中。通用电气公司使用人工智能的元素来显示预测分析软件，以便在有人呼叫病人或病人数量增加时，对影像科室产生影响。Vital 展示了一个用于成像设备利用率的类似工作中预测分析软件。包括几家分析公司和创业公司在内的其他公司则展示了使用 AI 快速筛选大量大数据的软件，或者为适当的使用标准提供即时的临床决策支持，最好的测试或成像来进行诊断甚至提供差异诊断。飞利浦将 AI 作为其具有自适应智能的新型 Illumeo 软件的一个组件，该软件可自动获取相关的放射科先前的检查结果。用户可以在特定的 MPI 视图中点击解剖结构的区域，AI 将查找并打开先前的成像研究以显示相同的解剖结构，切片和方向。对于肿瘤学成像，在图像中点击几次肿瘤，AI 将执行自动量化，然后对先验进行相同的测量，呈现肿瘤评估的并排比较。这可以显着减少与肿瘤跟踪评估和加速工作流程相关的时间。在 HIMSS 2017 上阅读关于 AI 的博客“2017 年 HIMSS 提供医学范式转变的两种技术”。

AI 是 Watson 的小学 IBM Watson 在过去几年被引用为医疗 AI 的前沿，但尚未将该技术商业化。在合作伙伴供应商 Agfa 和西门子的 HIMSS 上展示了一些第一版工作进行中的软件。爱克发展示了一个令人印象深刻的技术如何运作的例子调用数字 X 线摄影（DR）胸部 X 线检查，Watson 检查了影像，确定患者有小细胞肺癌，并有肺和心脏手术的证据。Watson 随后搜索了图片存档和通信系统（PACS），EMR 和部门报告系统，引入了：之前的胸部影像研究；心脏病学报告信息；患者正在服用的药物；与他们有关的 COPD 病史和吸烟史可能与他们目前的考试有关；最近的实验报告；肿瘤患者遇到包括化疗在内；和放射疗法治疗。当放射科医师开始研究时，所有这些信息都以简明的形式呈现，并极大地增强了这位患者的健康状况。爱克发表表示，目标是提高放射科医师对患者的理解，从而改善诊断，治疗以及由此产生的患者结果，而不会增加临床医生的负担。IBM 于 2015 年以 10 亿美元的价格收购了 Merge Healthcare，部分原因是为了在医疗 IT 市场站稳脚跟。不过，这次购买还给了沃森数百万的放射学研究和大量现有的医疗记录数据，以帮助培训 AI 评估患者数据，并更好地阅读影像检查。IBM Watson 现在正通过与其他健康 IT 供应商达成的第三方协议来授权其软件。合同规定，每个供应商都需要用自己的编程为沃森增加额外的价值，而不仅仅是成为经销商。可能这些新合同中最重要的是，供应商也需要共享访问他们所能访问的所有患者数据和成像研究。这使得屈臣氏能够继续磨练其数百万个新病人的临床情报。机器学习的基础知识需要访问大量的患者数据和图像来提供 AI 软件算法教育材料以供学习。通过大量的大数据进行排序是 AI 如何学习临床医生的重要内容，哪些数据元素与各种疾病状态相关并获得临床理解的重要组成部分。这是一个类似的过程，医学生学习绳索，但使用更多的教育输入比人类可以理解的。机器学习软件的第一步就是要学习

医学教科书和护理指南，然后回顾一下临床病例。与人类学生不同的是，AI 用来学习数百万的数字。对于 AI 未能准确判断疾病状态或发现错误或不相关数据的情况，软件程序员在迭代后返回并细化 AI 算法迭代，直到 AI 软件在大多数情况下得到正确的结果。在医学中，变量太多，难以总是对人或机器进行正确的诊断。然而，智慧百分比方面，专家们现在认为人工智能软件阅读医学成像研究往往可以匹配，或在某些情况下，超过人类放射科医生。对于罕见的疾病或表现尤其如此，放射科医生在整个职业生涯中只能看到少数这类病例。人工智能的好处是可以从档案中回顾数百甚至数千次这些罕见的研究，使他们精通阅读并确定正确的诊断。而且，与人类思维不同的是，它始终在电脑的脑海中保持新鲜。人工智能算法通过识别模式来读取类似放射科医生的医学图像。人工智能系统使用大量检查进行训练，以确定来自 CT，磁共振成像（MRI），超声或核成像扫描的正常解剖结构。然后使用异常情况训练 AI 系统的眼睛以识别异常，类似于计算机辅助检测软件（CAD）。然而，与 CAD 只是放射科医生可能想要仔细研究的区域不同，AI 软件具有更多的分析认知能力，基于更多的前几代 CAD 软件的临床数据和阅读体验。出于这个原因，正在帮助开发医学人工智能的专家经常将认知能力称为“有效的 CAD”。

人工智能和放射科的下一步麻省总医院放射科计算和信息科学副主席 Keith Dreyer 博士表示，深度学习计算机已经在驾驶汽车，监测盗窃金融数据，能够翻译语言并识别基于面部识别的人的情绪。，波士顿。他是 11 月在北美放射学会（RSNA）开幕会议上的主要发言人之一，他在会上讨论了人工智能进入医学成像领域。他还负责其机构开发自己的 AI 系统，以协助 Mass General 的医生。Dreyer 解释说：“数据科学革命大约在五年前随着 IBM Watson 和 Google Brain 的出现而开始。他说，2012 年推出的深度学习算法确实推动了人工智能的发展，到 2014 年，机器正确读取放射学研究的比例开始下降，准确度达到了 95% 左右。德雷尔说 AI 成像软件并不新鲜，因为大多数人已经在 Facebook 上使用它来使用面部识别算法自动标记朋友的平台身份。他说训练人工智能是一个类似的概念，在这里你可以开始显示一个电脑的照片猫和狗，它可以训练，以确定在使用足够的图像后的差异。Dreyer 说，人工智能需要大量的数据，强大的计算能力，强大的算法，广泛的投资，然后从编程的角度进行大量的翻译和整合，才能被商业化。他从放射学的角度说，有两种类型的 AI。美国食品和药物管理局已经开始批准的第一种类型是定量 AI，只需要 510（k）的批准。为临床解释开发的 AI 将需要 FDA 的上市前批准（PMA），涉及临床试验。在机器开始进行初级或同行评审之前，德雷尔说人工智能更有可能被用来回顾旧的检查，以帮助医院找到病人可能没有意识到病情的新病人。他说大约有 900 万美国人有资格接受低剂量的 CT 扫描来筛查他们的肺癌。他表示，人工智能可以接受培训，通过在卫生系统中记录的所有先前的胸部 CT 检查来帮助识别可能患有肺癌的患者。这种类型的回顾性筛查也可能适用于其他疾病状态，尤其是如果 AI 可以将基因组测试结果拉到狭窄的范围内，使患

者易患某些疾病。他说，总的来说，人工智能提供了一个重要的机会来增强和增强放射科的阅读，而不是取代放射科医生。德雷耶说：“我们专注于麦克风说话，而我们忽略了病人记录中的所有其他数据。“我们需要将影像作为患者的另一个数据来源。”他表示，人工智能可以帮助自动进行鉴定，并迅速从电子病历中提取相关患者数据，以帮助诊断或了解患者的状况。众包治疗选择和监测药物反应

人工智能可以影响医疗保健的另一个领域是收集和分享有关疾病治疗的信息。Tony Blau 博士是一位研究人员，他创办了一家启动社交媒体的机构，将人们分享不同的癌症治疗选择。另一组使用 Twitter 和 Facebook 进行药物警戒，作为获取药物试验信息的一种方式，可能没有向行业或管理机构报告。人工智能已经被制药业用于药物化合物的初步筛选，并根据其生物学特性确定哪些药物可能对个体更好。

### 监视健康流行病

人工智能的影响已经有一些有力的指标来帮助监测和预测世界范围内的健康流行病，有一种情况是计算机算法在世界卫生组织报告前九天确定了埃博拉疫情。电脑通过社交媒体网站，新闻报道和政府网站进行筛选，以确定是否有爆发。与任何算法一样，给出的数据越多，获得的学习就越多，因此未来就越好。尽管目前确定疾病暴发的工作还不完善，但其潜力巨大。

医疗领域的人工智能和机器学习将继续得到改善，影响疾病预防和诊断，通过各种临床试验从数据中提取更多的意义，帮助开发基于个人独特 DNA 的定制药物，并告知治疗选择等等。人工智能辅助再现性：几年前，西门子医疗集团率先将人工智能（AI）算法引入心脏回波系统，以加速自动化。几年前，飞利浦医疗保健公司也在其 Epiq 超声系统中引入了 AI 的元素。它需要一个三维回波数据集采集和自动分析图像，以确定心脏的解剖，标签，然后切片的最佳标准视图呈现。这消除了互操作性差异的问题，因为软件将总是选择基于机器学习的最佳视图，该机器学习使用数千个代表患者解剖变异谱的先前检查。这对于操作人员来说要积累相同的知识需要花费数年的时间。其他供应商也引入了深度学习算法的元素来帮助分析超声心动图或执行自动量化。下一代回声系统将结合更多的人工智能功能，通过自动完成耗时的任务和扩大超声检查员的工作量，从而进一步改善工作流程，从而提高工作效率，始终保持准确。所有主要的成像系统供应商都在开发他们自己的 AI 或与 AI 供应商合作。西门子医疗集团今年早些时候在 HIMSS 2017 上宣布与 IBM Watson 建立合作伙伴关系。通用电气医疗集团今年 5 月宣布将与 Partners HealthCare 合作，该合作伙伴将通过新成立的麻省总医院和布里格姆妇女医院临床数据科学中心执行。Mass General 一直在开发自己的放射科 AI 系统。除了 Epic 回声软件之外，飞利浦还开发了自己的 AI，以支持其 IntelliSpace Enterprise 医学成像信息平台，该平台非常智能，可以将所有患者的相关先前检查结果放在相同的解剖结构中，并以完全相同的视图打开图像作为目前的考试。

## 1.2 国内外研究现状及难点

### 1.2.1 医学图像内容理解的研究现状

通用电气，西门子和飞利浦是超声心动图供应商之一，将深度学习算法整合到回声软件中，帮助自动从三维超声数据集提取标准成像视图。这是飞利浦 Epiq 系统的一个例子，该系统使用供应商的解剖智能软件来定义解剖结构，并自动显示解剖标准诊断视图，无需人工干预。这可以大大加快工作流程并减少操作员之间的差异。基于人工智能（AI）的医学图像分析采用卷积神经网络，支持向量机，模糊逻辑系统等机器学习方法从医学图像中提取意义。最先进的计算机视觉软件为诊断人员提供了基于证据的技巧，消除了可能的疑惑并确保了一致性。标准视图位置是超声心动图中的关键步骤，因为这些帧包含基本的诊断数据。从超声波检查自动捕捉标准飞机可以加快扫描，并使其更加准确。仔细研究这方面的研究将证明这不是一个猜测。标准视图的计算机辅助检测不断支持临床医生。计算机如何看到图像医学图像分析是计算机视觉的实际应用 - 计算机科学的一个分支，涉及数字图像（包括数字视频帧）中的对象和特征识别。计算机视觉算法通过一系列过程来分析图像，类似于人类视觉系统所执行的过程。在经过初步预处理（包括去噪，滤波和特征增强）之后，软件在图像分割的过程中将图像分解成有意义的区域。然后，算法提取重要的特征，并基于这些特征对图像中的对象进行分类。此外，医学图像分析算法通常执行图像配准 - 映射两个以上相同解剖结构的图像以检测任何差异或变化。基于机器学习，分类是医学图像分析软件最复杂的功能。每个 AI 系统都使用机器学习方法作为其“大脑”。这些算法允许计算机记住大量信息，并在学习完成后使用它来分析类似的信息。这就是为什么这种方法在计算机视觉中得到如此广泛的应用 - 在图像数据集（例如超声图像数据集）上进行训练，然后软件识别真实世界图像中的熟悉特征（例如，在实时超声扫描中）和在此基础上作出相关的结论。这些系统的准确性随着输入数据的数量而增加。从数百个图像开始，它们显示出不错的结果，并且在处理了数以千计的图像和更多图像之后，它们的准确度接近 100%。当然，这也取决于所使用的架构，随着机器学习方法的发展，用于医学图像分析的算法显示出更好的结果。计算机视觉在超声心动图中的应用心脏回声有一些挑战，医学图像分析可以解决。例如，研究人员建议使用计算机视觉自动分割解剖结构，检测和分类先天性心脏缺陷，实时导管定位等。标准视图采集是心脏超声最基本的任务，也可以通过医学图像分析。

### 1.2.2 人工智能在医学图像领域的原理及研究现状

标准视图获取为了找到标准的心脏视图，软件应该从超声波扫描期间的多个帧中选择合适的二维平面。在这里，出现了不同的挑战，如分析二维帧，三维体积，二维时间序列或四维时空图像相关（STIC）体积。国际合作已经解决了后一



个问题，提出了使用尺度不变特征变换（SIFT），最先进的特征检测算法和支持向量机（SVM），监督机器学习方法。此方法已在包含正常和异常情况的数据集上进行了测试。软件定位三个标准平面：四腔切面（A4C），三切面切面（TVV）和横切腹切面（TAS）。该方法在综合数据上显示出了很好的效果，即在随机选择的飞机中检测到了标准的心脏视图，准确率达 87-100%。但是，在实际数据上，表现中等，精确度为 33-53%。不过，在这两个数据集上，该方法比之前的方法显示出更大的结果。未来，研究人员计划通过应用深度卷积神经网络（CNN）来提高准确性，CNN 是用于图像分析的最有前途的机器学习方法。另一个合作提出了一个类似的方法：他们已经应用了基于两个 CNN 的融合深度学习框架来定位三维回波中的八个标准心脏视图，并且达到了 92.1% 的准确度。当仅定位三个主要飞机时，准确度高达 98%。值得注意的是，这两项研究都使用相对较少的数据来训练他们的系统：他们向 SVM 和 CNN 系统输入了对应于数百个超声平面图像的数据。这可能足以测试一个系统的性能，但经过对大数据集的严格培训后，机器学习软件将显示出更好的结果。最新技术和期望今天，CNN 被认为是机器学习中最强大的分类技术。专门设计来分析图像，他们显示壮观的图像分类准确性。在一些任务中，他们已经超越了人类，正如年度 ImageNet 视觉识别挑战所显示的那样。获奖的 ImageNet 研究团队拥有数百万个标记图像来训练他们的卷积神经网络。因此，随着医学图像数据量的不断增长，我们可以期待医学图像分析软件很快成为超声系统的重要组成部分。

### 1.3 全文结构及创新点

### 1.4 本章小结



## 第二章 医学影像与深度学习相关知识

我们提出了一个完全卷积编码器 - 解码器框架的图像残差变换任务。所提出的框架不是仅使用每像素丢失函数，而是结合依赖于来自预先训练的网络的低级特征的感知损失函数来学习端到端映射。通过引入身份映射指出映射函数以处理无噪声图像。并通过分析神经网络与他们试图学习的基本噪声分布之间的相互作用。我们还展示了如何构建一个统一的变换，然后使用这个统一的变换使单个深度神经网络能够在不同的噪声级别上正常工作。与以前的方法相比，我们的性能更好。实验结果表明了该算法处理图像去噪任务的有效性。

### 2.1 医学影像

### 2.2 人工神经网络

### 2.3 卷积神经网络

#### 2.3.1 全卷积网络

### 2.4 深度卷积神经网络

### 2.5 本章小结



## 第三章 超声心动图切面的识别方法

提出了一种基于深度卷积神经网络自动识别超声心动图标准切面的方法，并可视化分析了深度模型的有效性。该算法针对网络全连接层占有模型大部分参数的缺点，引入空间金字塔均值池化替代全连接层，获得更多的空间结构信息，并大大减少模型参数、降低过拟合风险，通过类别显著性区域将类似注意力机制引入模型可视化过程。通过超声心动图标准切面的识别问题案例，试着对深度卷积神经网络模型的鲁棒性和有效性进行了解释。在超声心动图上的可视化分析实验表明，通过改进方法的深度模型的识别决策依据，同医师辨别分类超声心动图标准切面的依据一致，表明了方法的有效性和实用性。

### 3.1 引言

### 3.2 卷积神经网络

### 3.3 Deep-Echo 模型

#### 3.3.1 全卷积网络

### 3.4 实验结果和分析

### 3.5 本章小结



## 第四章 空间金字塔分解的深度可视化方法

提出了一种基于深度卷积神经网络自动识别超声心动图标准切面的方法，并可视化分析了深度模型的有效性。该算法针对网络全连接层占有模型大部分参数的缺点，引入空间金字塔均值池化替代全连接层，获得更多的空间结构信息，并大大减少模型参数、降低过拟合风险，通过类别显著性区域将类似注意力机制引入模型可视化过程。通过超声心动图标准切面的识别问题案例，试着对深度卷积神经网络模型的鲁棒性和有效性进行了解释。在超声心动图上的可视化分析实验表明，通过改进方法的深度模型的识别决策依据，同医师辨别分类超声心动图标准切面的依据一致，表明了方法的有效性和实用性。

### 4.1 引言

### 4.2 梯度更新的可视化方法

### 4.3 空间金字塔分解

#### 4.3.1 高斯和拉普拉斯金字塔分解

#### 4.3.2 梯度归一化

### 4.4 实验结果分析和讨论

### 4.5 本章小结

本文针对理解深度CNN特征空间存在的问题，提出一种用于改善深度CNN分类模型的可视化方法。其中通过改善激活最大化可视化技术来产生更具有全局结构的细节、上下文信息和更自然的颜色分布的高质量图像。该方法首先对反向传播的梯度进行归一化操作，在常用正则化技术的基础上，提出使用空间金字塔分解图像不同频谱信息；为限制可视化区域，提出利用类别显著激活图技术，可以减少优化产生重复对象碎片的倾向，而倾向于产生单个中心对象以改进可视化效果。激活最大化可显示CNN在分类时关注什么。这种改进的深度可视化技术将增加我们对深层神经网络的理解，进一步提高创造更强大的深度学习算法的能力。该方法适用于基于梯度更新的可视化领域，是对网络模型整体的理解，具体各层特征怎么耦合成语义信息仍需进一步探索，深度CNN模型如何重建一个完整的类别概念，仍是一个开放性问题。





## 第五章 医学计算机辅助检测方法

提出了一种基于深度卷积神经网络自动识别超声心动图标准切面的方法，并可视化分析了深度模型的有效性。该算法针对网络全连接层占有模型大部分参数的缺点，引入空间金字塔均值池化替代全连接层，获得更多的空间结构信息，并大大减少模型参数、降低过拟合风险，通过类别显著性区域将类似注意力机制引入模型可视化过程。通过超声心动图标准切面的识别问题案例，试着对深度卷积神经网络模型的鲁棒性和有效性进行了解释。在超声心动图上的可视化分析实验表明，通过改进方法的深度模型的识别决策依据，同医师辨别分类超声心动图标准切面的依据一致，表明了方法的有效性和实用性。

### 5.1 引言

### 5.2 区域卷积神经网络概览

### 5.3 候选区域生成网络及其改进

#### 5.3.1 候选区域生成网络模型结构

#### 5.3.2 仿射变换候选框

### 5.4 实验结果分析和讨论

### 5.5 本章小结

本文利用深度学习来解决医学图像计算机辅助检测问题，设计并验证了自动检测 MRI 短轴和超声心动图中 LV 长轴切面的方法，在通用物体检测 Faster RCNN 框架的基础上，针对 RPN 引入空间变换，结合带朝向损失的多任务损失，探索解决图像平面内物体旋转角度检测的问题，并利用困难样例挖掘策略加快迭代训练。在公共 MRI 数据集和自主收集的超声心动图数据上进行详尽实验验证，在多个评估指标方面提供更好的测试结果，但该方法仍耗费较多的标注数据，探索需要更少标注数据的检测算法是将来的工作目标。



## 第六章 医学图像的分割方法

提出了一种基于深度卷积神经网络自动识别超声心动图标准切面的方法，并可视化分析了深度模型的有效性。该算法针对网络全连接层占有模型大部分参数的缺点，引入空间金字塔均值池化替代全连接层，获得更多的空间结构信息，并大大减少模型参数、降低过拟合风险，通过类别显著性区域将类似注意力机制引入模型可视化过程。通过超声心动图标准切面的识别问题案例，试着对深度卷积神经网络模型的鲁棒性和有效性进行了解释。在超声心动图上的可视化分析实验表明，通过改进方法的深度模型的识别决策依据，同医师辨别分类超声心动图标准切面的依据一致，表明了方法的有效性和实用性。

### 6.1 引言

### 6.2 初始位置定位和特征点标注

### 6.3 AAM 模型和 CLM 模型

### 6.4 结合卷积网络特征的形状对齐模型

#### 6.4.1 超声组织特征纹理特异性灰度归一化

#### 6.4.2 结合不同外观特征的全局 AAM

### 6.5 实验结果分析和讨论

### 6.6 本章小结

本文利用深度学习来解决医学图像计算机辅助检测问题，设计并验证了自动检测 MRI 短轴和超声心动图中 LV 长轴切面的方法，在通用物体检测 Faster RCNN 框架的基础上，针对 RPN 引入空间变换，结合带朝向损失的多任务损失，探索解决图像平面内物体旋转角度检测的问题，并利用困难样例挖掘策略加快迭代训练。在公共 MRI 数据集和自主收集的超声心动图数据上进行详尽实验验证，在多个评估指标方面提供更好的测试结果，但该方法仍耗费较多的标注数据，探索需要更少标注数据的检测算法是将来的工作目标。



## 第七章 总结与展望



## 参考文献

- [1] 陶攀, 付忠良, 朱锴 . 基于深度学习的超声心动图切面识别方法[J/OL]. 计算机应用, 2017, 37(5): 1434–1438. <http://www.joca.cn/CN/10.11772/j.issn.1001-9081.2017.05.1434>. DOI: 10.11772/j.issn.1001-9081.2017.05.1434.
- [2] 陶攀, 付忠良 . 空间金字塔分解的深度可视化方法[J]. 哈尔滨工业大学学报, 2017, 49(11): 8–13. DOI: 10.11918/j.issn.0367-6254.201612087.
- [3] 纪祥虎, 高斯聪, 陶攀, 等. 用于统计形状模型的特征点辅助标注方法[EB/OL]. 中科院成都信息技术股份有限公司, 2015. <https://www.google.com/patents/CN105205827A?cl=zh>.
- [4] PAN T, ZHONGLIANG F, LILI W, et al. Perceptual Loss with Fully Convolutional for Image Residual Denoising[M/OL]//TAN T, LI X, CHEN X, et al. Pattern Recognition. Springer Singapore, 2016: 122–132. [http://link.springer.com/10.1007/978-981-10-3005-5\\_11](http://link.springer.com/10.1007/978-981-10-3005-5_11). DOI: 10.1007/978-981-10-3005-5\_11.





## 攻读学位期间发表的学术论文与科研成果

### 已发表论文

1. **Pan Tao**, Zhongliang Fu, Lili Wang, Kai Zhu. Perceptual Loss with Fully Convolutional for Image Residual Denoising. *Pattern Recognition*. **CCPR(EI)**. 2016. 122–132, DOI:10.1007/978-981-10-3005-5-11
2. 陶攀, 付忠良, 朱锴, 王莉莉. 金字塔分解的深度可视化方法, 哈尔滨工业大学学报 (EI), 2017, 49(11):60-65, DOI:10.11918/j.issn.0367-6234.201612087
3. 陶攀, 付忠良, 朱锴, 王莉莉. 基于深度学习的超声心动图切面识别方法研究, 计算机应用 (中文核心), 2017. DOI:10.11772/j.issn.1001-9081.2017.05.1434
4. Xianghu Ji, Lili Wang, **Pan Tao**, Zhongliang Fu. Landmark Selecting on 2D Shapes for Constructing Point Distribution Model., *Pattern Recognition*, **CCPR(EI)** 2016, 318–331. DOI:10.1007/978-981-10-3002-4-27
5. Lili Wang, Zhongliang Fu, **Pan Tao**. Four-chamber plane detection in cardiac ultrasound images based on improved imbalanced AdaBoost algorithm, *IEEE, ICCCBDA(EI)* 2016, 299–303. DOI:10.1109/ICCCBDA.2016.7529574

### 国家发明专利

1. 纪祥虎, 高思聪, 陶攀, 王莉莉. 用于统计形状模型的特征点辅助标注方法. (申请号:201510672503.8) 专利公开号:CN105205827 A.2015

### 项目经历

1. 2015–2016 四川省科技创新苗子工程——基于自动分割技术的左心室可视化及功能评价临床教学平台 (编号: 2015060)  
项目描述: 本项目主要目标在于使用机器学习方法对左心室进行分割, 得到左心室轮廓及结构和心功能参数; 使用可视化技术对心脏左室进行三维立体结构教学。帮助麻醉医生学员快速学习掌握超声心动图中左心室结构  
项目职责: 在项目中主要负责超声图像中心脏器官的自动定位和分割, 分别利用机器学习的方法对超声图像中的左心室定位, 和 AAM 方法对肾脏进行分割。

项目成果：形成论文两篇，专利一项，期间主要研究了基于深度学习的图像预处理方法，基于形状对齐模型进行心室分割，及基于深度级联回归模型进行心室边界分割算法等

2. 2015-2015 阿里巴巴大规模图像搜索赛（38 名共 843 支参赛队伍）

本项目目标是从海量图像中检索最相同或似的 Top20 图像

主要负责使用深度学习模型对图像进行特征抽取，同时配合队友进行图像检索等其他工作，其中用时一个月根据 matconvnet 写了一个 C++ 版本的 CNN 框架的 API，从中获得了处理百万级数据的经验，获得了使用 OpenBLAS 处理大型矩阵运算的经验

项目收获：形成论文一篇，熟悉了深度学习提取语义特征进行实例检索的各项关键技术

3. 2015-2017 四川科技支撑计划—医学图像挖掘与心脏智能诊疗系统关键技术研究

项目描述：本项目主要目标在于使用机器学习方法对超声心动图标准切面进行自动识别。超声图像标准切面分类模块，包括图像预处理、特征提取和分类器模型构建实现标准切面自动识别分类；基于云端的海量切面视频的语义检索模块等

项目职责：项目参与人

任务分工：图像预处理、特征提取、分类器建模、视频语义检索

项目成果：发表论文三篇，分别研究了基于深度学习理论可视化分析其有效性，基于深度特征的超声图像标准切面自动识别算法等

4. 2013-2014 四川省科技支撑项目，华西医院合作项目-医学可视化模拟教学和诊断系统

项目描述：项目旨在为无经验的的心脏外科医生和学员提供可视化的教学方案，同时通过机器学习和图形图像处理对三维心脏进行开放式建模，以提出一种基于心脏开放模型的智能诊疗综合系统

项目职责：在项目中负责超声图像处理和基于机器学习的病理挖掘工作。

任务分工：图像预处理

项目成果：参与撰写专利两项，对超声仪器，心脏疾病临床基本知识有较全面的了解；设计了针对心脏超声图像的分割识别方法，以及病理挖掘方法；学习了基于偏微分方程的图像去噪和基于水平集的分割方法

## 在审和 Working 论文

1. 陶攀，付忠良. 基于 Fast-rcnn 的医学实例检索方法研究，Working，2015

2. 陶攀, 付忠良. 基于超声心动图的左心室分割综述, Working, 2015
3. 陶攀, 付忠良. 基于深度学习的医学计算机辅助检测算法, 在审, 生物医学工程学杂志 (EI), 2016
4. 陶攀, 付忠良. 基于形状对齐的超声心动图左心室分割方法, Working, 2016
5. 陶攀, 付忠良. 基于 CNN-LSTM 的超声心动图左心室分割方法, Working, 2017

## 参与项目编写和申请

1. 2016 四川科技支撑计划-医学图像挖掘与心脏智能诊疗系统关键技术研究
2. 2016 基于医学图像建模的心功能评价系统研发与应用
3. 2015 国科控股技术创新项目-交互式视觉仿真关键技术研究及产品应用示范
4. 2014 西部之光项目-基于医学图像建模的评价系统
5. 2014 数字化医疗辅助设备关键技术研发—基于机器智能的三维可视化手术诊疗仿真平台

## 获奖及荣誉

1. 2015 获得中国科学院研究生院“三好学生”荣誉称号
2. 2016 中国科学院大学优秀学生干部
3. 2017 中科院博士国家奖学金



## 致 谢

值此论文完成之际，谨在此向多年来给予我关心和帮助的老师、学长、同学、朋友和家人表示衷心的感谢！

没有 `ctex package` 的众多前辈的辛勤付出和 `CASthesis package` 作者吴凌云学长的贡献， $\text{\LaTeX}$  菜鸟的我是无法完成此学位论文模板的。在  $\text{\LaTeX}$  中的一滴的成长源于开源社区的众多资料和教程，在此对所有前辈们的付出表示感谢！

.....

谨把本文献给我最敬爱的父亲！